DOI: 10.3901/JME.2014.11.101

基于微分局部均值分解的旋转机械故障诊断方法^{*}

孟 宗 王亚超

(燕山大学河北省测试计量技术及仪器重点实验室 秦皇岛 066004)

摘要: 提出一种基于微分局部均值分解(Differential local mean decomposition, DLMD)的旋转机械故障诊断方法。该方法在局部均值分解(Local mean decomposition, LMD)过程中融入微分和积分运算。对原始信号进行 k 阶微分, 然后对微分后信号进行 LMD 分解, 对分解得到的各乘积函数(Production function, PF)分量循环进行一次积分和一阶 LMD 分解, 直至循环 k 次, 得到 m 个 PF 分量和残余分量, 将所有 PF 分量的瞬时幅值和瞬时频率组合, 便可以得到原始信号完整时频分布。将该方法应用于旋转机械故障诊断研究中, 通过仿真和试验进行分析研究, 结果表明, 基于微分局部均值分解的旋转机械故障诊断方法能够有效地抑制虚假干扰频率, 提高旋转机械故障诊断准确性。

关键词: 微分局部均值分解; 旋转机械; 故障诊断

中图分类号: TN911

Rotating Machinery Fault Diagnosis Method Based on the Differential Local Mean Decomposition

MENG Zong WANG Yachao

(Key Laboratory of Measurement Technology and Instrumentation of Hebei Province,
Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

Abstract: A rotating machinery fault diagnosis method based on differential local mean decomposition (DLMD) is proposed. The differential and integral operations are integrated into the traditional local mean decomposition (LMD). The original signal is processed with k -order differential, and then the signal obtained is decomposed using LMD. The production function (PF) components obtained are circularly processed with an integral and first-order the LMD decomposition until k times, and it can get m PF components and the residual component. The whole time-frequency distribution of the original signal can be obtained by the combination of the instantaneous amplitude and instantaneous frequency of all the PF components. The method is applied to rotating machinery fault diagnosis study which is analyzed by simulation and experimental study. The results show that, the fault diagnosis method of rotating machinery based on DLMD can effectively suppress the false interference frequency, and improve the accuracy of rotating machinery fault diagnosis.

Key words: differential local mean decomposition; rotating machinery; fault diagnosis

0 前言

随着科技的进步, 工业化进程的发展, 旋转机械在社会生产和运行中占得比重越来越大, 旋转机械一旦出现了故障, 将直接影响生产的进程, 带来巨大的经济损失, 所以旋转机械故障诊断研究越来越受到人们的关注^[1]。

旋转机械振动信号大部分是非平稳、非线性信号, 这些非平稳、非线性信号包含着旋转机械丰富的故障特征信息, 时频分析方法对于分析处理这些

非平稳和非线性振动信号是一种有效的方法^[2]。目前常用的一些信号时频分析方法典型的有: Wigner-Ville 分布、小波变换、经验模态分解等^[3-8]。其中 Wigner-Ville 分布由于是二次型时频表示, 对于多分量信号存在交叉项干扰。小波变换对时频面进行的是一种机械的格型分解, 这种分解不具备自适应性。经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)方法是一种优秀的非线性、非平稳信号时频分析方法, 然而 EMD 算法存在端点效应、模式混淆等问题^[9]。局部均值分解(Local mean decomposition, LMD)是近年来新出现的时频分析方法^[10]。该方法的特点是可以获得信号时频分布及有物理意义的瞬时频率, 为机械设备故障诊断提供一种新的

^{*} 国家自然科学基金(51105323)和河北省自然科学基金(E2012203166)资助项目。20130522 收到初稿, 20140414 收到修改稿

故障特征提取方法^[11-14]。但 LMD 分解后所得的故障频率结果往往存在虚假干扰频率问题, 这会影响故障诊断结果。本文在 LMD 基础上提出一种改进的信号处理算法——微分局部均值分解(Differential local mean decomposition, DLMD), 这种方法在 LMD 基础上, 融入微分和积分运算过程, 最终把一个复杂非线性、非平稳信号分解成多个 PF 分量和残余分量之和。由于这种方法采用了微分运算, 得到的信号频率相比原信号并没有改变, 但 DLMD 分解过程能够加大频率之间幅度比值, 能够有效抑制分解结果产生的虚假干扰频率, 克服上述方法在机械故障诊断中不足, 更好地应用于机械故障诊断。

1 DLMD 基本原理

对于任意一个信号 $x_0(t)$, DLMD 分解具体步骤如下。

(1) 对原始信号 $x_0(t)$ 进行 k 阶微分, 得到 $x^{(k)}(t)$ 。

(2) 找出微分后得到的信号 $x^{(k)}(t)$ 所有局部极值点 n_i , 求出所有相邻局部极值点的平均值

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \quad (1)$$

式中 n_i ——第 i 个局部极值点;

n_{i+1} ——第 $i+1$ 个局部极值点;

m_i ——第 i 个平均值点。

用直线把所有相邻的平均值点 m_i 连接起来, 然后再用滑动平均法对它进行平滑处理, 可以得到局部均值函数 $m_{11}(t)$ 。

(3) 求包络估计值

$$a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \quad (2)$$

用直线把所有相邻两个包络估计值 a_i 连接起来, 然后采用滑动平均方法对它进行平滑处理, 可以得到包络估计函数 $a_{11}(t)$ 。

(4) 从信号 $x^{(k)}(t)$ 中分离出局部均值函数 $m_{11}(t)$, 可得

$$h_{11}(t) = x^{(k)}(t) - m_{11}(t) \quad (3)$$

(5) 用 $h_{11}(t)$ 除以包络估计函数 $a_{11}(t)$, 对 $h_{11}(t)$ 进行解调, 可得

$$s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \quad (4)$$

同样对 $s_{11}(t)$ 也重复上述步骤(2)~(5), 便能得到 $s_{11}(t)$ 的包络估计函数 $a_{12}(t)$ 、 $a_{12}(t)$ 不等于 1 的话, 说明 $s_{11}(t)$ 不是一个纯调频信号, 那么就再重复上面所讲的迭代过程 n 次, 直到 $s_{1n}(t)$ 成为一个纯调

频信号, 即 $s_{1n}(t)$ 的包络估计函数 $a_{1(n+1)}(t) = 1$, 所以有

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x^{(k)}(t) - m_{11}(t) \\ h_{12}(t) = s_{11}(t) - m_{12}(t) \\ \vdots \\ h_{1n}(t) = s_{1(n-1)}(t) - m_{1n}(t) \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} s_{11} = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \\ s_{12} = \frac{h_{12}(t)}{a_{12}(t)} \\ \vdots \\ s_{1n} = \frac{h_{1n}(t)}{a_{1n}(t)} \end{cases} \quad (6)$$

其中迭代终止条件为

$$\lim_{n \rightarrow \infty} a_{1n}(t) = 1 \quad (7)$$

不影响分解效果的前提下, 在实际应用中, 为了减小迭代次数, 降低运算时间, 可以用

$$a_{1n}(t) \approx 1 \quad (8)$$

作为迭代终止条件。

(6) 把迭代过程中产生的所有包络估计函数相乘便可以得到包络信号(瞬时幅值函数)

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t) \cdots a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q}(t) \quad (9)$$

(7) 把纯调频信号 $s_{1n}(t)$ 乘以包络信号 $a_1(t)$, 可以得到信号 $x^{(k)}(t)$ 的第一个 PF 分量

$$PF_1(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (10)$$

信号最高的频率成分都包含在了该分量中, 该分量是一个单分量的调幅-调频信号, 它的瞬时幅值就是包络信号 $a_1(t)$, 它的瞬时频率 $f_1(t)$ 则可以通过纯调频信号 $s_{1n}(t)$ 求出, 即

$$f_1(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d[\arccos(s_{1n}(t))]}{dt} \quad (11)$$

(8) 将第一个 PF 分量 $PF_1(t)$ 从信号 $x^{(k)}(t)$ 中分离出来, 得到一个新信号 $u_1(t)$ 。

将 $u_1(t)$ 作为原始数据重复以上步骤(2)~(8), 循环 r 次, 直到 $u_r(t)$ 为一个单调函数为止。

$$\begin{cases} u_1(t) = x^{(k)}(t) - PF_1(t) \\ u_2(t) = u_1(t) - PF_2(t) \\ \vdots \\ u_r(t) = u_{r-1}(t) - PF_r(t) \end{cases} \quad (12)$$

分解得到 m 个 PF 分量, 把各个 PF 分量记为 $PF_j^{(k)}(t), j=1, 2, \dots, m$ 。

(9) 对各 PF 分量进行一次积分

$$\int PF_j^{(k)}(t) dt = e_j^{(k-1)}(t) + e_j^{(k-1)} \quad (13)$$

式中 $e_j^{(k-1)}(t)$ ——第 j 个 PF 分量的原函数;

$e_{j0}^{(k-1)}$ ——第 j 个 PF 分量的积分常数。

(10) 对各 $e_j^{(k-1)}(t)$ 进行上述步骤(2)~(8)一阶分解

$$e_j^{(k-1)}(t) = PF_j^{(k-1)}(t) + v_j^{(k-1)}(t) \quad (14)$$

式中 $v_j^{(k-1)}(t)$ ——第 j 个残余分量。

(11) $PF_j^{(k-1)}(t), j=1, 2, \dots, m$ 为原始信号 $x_0(t)$ 微分 $(k-1)$ 次后信号的各 PF 分量, 并得到总残余分量

$$v_0^{(k-1)} = \sum_{j=1}^m v_j^{(k-1)}(t) + \sum_{j=1}^m e_{j0}^{(k-1)} \quad (15)$$

(12) 重复步骤(9)~(11)直至积分 k 次, 获得原始信号 $x_0(t)$ DLMD 分解后的各个 PF 分量 $PF_j(t)$, $j=1, 2, \dots, m$ 和残余分量。

信号 $x_0(t)$ 即为 m 个 PF 分量和残余分量 $v_0(t)$ 重构, 即

$$x_0(t) = \sum_{j=1}^m PF_j(t) + v_0(t) \quad (16)$$

$$v_0(t) = u_r(t) + \sum_{i=1}^k v_0^{(i)}(t) \quad (17)$$

DLMD 分解能够完整保留原始信号的每一部分, 不会造成原信号信息丢失。将所有 PF 分量的瞬时幅值和瞬时频率组合起来, 便可以得到原始信号 $x_0(t)$ 完整时频分布。

DLMD 方法首先对信号进行微分运算, 微分后信号的频率与原信号相比没有改变, 同时微分过程能够使一些微弱的高频信号或能量较大的频率信号得以很好的保留, 这些信号中往往包含着故障信息。DLMD 过程包括了微分、LMD 分解、多重一次积分及一阶 LMD 分解等环节, 由于每进行一次一阶 LMD 分解, 都会提出一个残余分量, 而获得的 PF 分量用来进行下一步的积分和一阶 LMD 分解的过程, 故在这个过程中, 一些能量较小的虚假干扰频率就逐渐被削减甚至滤除, 从而实现抑制虚假干扰频率的目的, 有利于故障信号特征的提取。

2 仿真试验

针对机械振动信号的特点, 构造如式(18)所示的仿真信号对 DLMD 方法进行仿真试验研究, 该仿真信号是由调幅频率 7.5 Hz, 基频 30 Hz, 调频频率 15 Hz 的调幅调频信号和基频为 240 Hz 和正弦信号叠加而成

$$x = (1 + 0.1\sin(2\pi 7.5t))\cos(2\pi 30t + 0.5\sin(2\pi 15t)) + \sin(2\pi 240t) \quad (18)$$

采样频率 2 000 Hz, 采样点数为 2 000, 该仿真信号的时域波形如图 1 所示, 对该仿真信号进行 LMD 分解, 其分解得到 3 个 PF 分量和 1 个残余分量, 如图 2 所示。进一步求其 PF 分量的包络频谱图, 由于随着 LMD 分解的逐阶进行, 各 PF 分量的幅值愈来愈小, 作为研究数据的价值越来越小, 所以可取幅值相对较大的 PF_1 和 PF_2 分量作为研究对象, 其包络谱如图 3、4 所示。

图 1 仿真信号时域波形

图 2 仿真信号 LMD 分解结果

图 3 仿真信号 LMD 分解 PF_1 分量包络频谱图

图 4 仿真信号 LMD 分解 PF_2 分量包络频谱图

图 3 中从其包络谱可以看出, 在 158.2 Hz 和 238.3 Hz 出现了峰值, 这和设定的调幅频率 7.5 Hz 的 21 倍频和叠加的正弦波形的基频 240 Hz 值接近, 误差分别为 0.44% 和 0.71%, 都在误差允许范围内。而 30 Hz 和 15 Hz 的倍频其实也出现了, 但由于存在严重的虚假干扰频率, 并且这些虚假频率的幅值都不小, 以至于 30 Hz 的 7 倍频和 15 Hz 的 16 倍频湮没在这些虚假频率中, 难以分辨出来。图 4 相比图 3 提取出 7.813 Hz, 相比调幅频率 7.5 Hz 误差为 4.17%, 也在误差允许范围内。

对该仿真信号进行 DLMD 分解, 分解得到 3 个 PF 分量和 1 个残余分量。如图 5 所示。取幅值相对较大的 PF_1 和 PF_2 分量作为研究对象, 它们的包络频谱图分别如图 6、7 所示。

图 5 仿真信号 DLMD 分解结果

图 6 仿真信号 DLMD 分解 PF_1 分量包络频谱图

图 7 仿真信号 DLMD 分解 PF_2 分量包络频谱图

从图 6 中可以明显看出, 不仅出现 79.1 Hz、158.2 Hz 和 237.3 Hz 的频率峰值, 这与调幅频率 7.5 Hz 的 11 倍频、及 21 倍频和叠加的正弦波形的基频 240 Hz 接近, 误差分别为 0.44%、4.12% 和 1.13%, 在允许范围内, 并且几乎没有虚假干扰频率, 不会影响结论的判断。而图 7 中出现 7.8 Hz、14.7 Hz 和 30.3 Hz 的频率峰值, 误差分别为 4.17%、2.33% 和 0.90%, 也都在误差允许范围内, 另外几个幅值较小的峰值也都为 7.5 Hz 的倍频, 图 7 中几乎没有虚假干扰频率。

为了进一步定量评定 DLMD 的分解效果, 以干扰频率的能量总和占总能量的比值作为评价指标评定分解效果, 即出现峰值干扰频率的幅值与所有出现峰值的频率的幅值总和的比值

$$E = \frac{\sum(A(f'))}{\sum(A(f')) + A(f)} \quad (19)$$

式中 f ——有用频率, 即仿真设定的或试验理论计算所得值及其倍频, $A(f)$ 为该频率对应的幅值;

f' ——虚假干扰频率, 即除有用频率外的频率值, $A(f')$ 为该干扰频率对应的幅值。

E 越大, 则表明虚假干扰频率占总能量的比重越大, 有用频率受虚假频率的干扰程度越严重; E 越小, 则表明虚假干扰频率占总能量的比重越小, 有用频率受虚假频率的干扰程度越轻。

表 1 给出了仿真信号分别经过 LMD 和 DLMD 两种方法分解所得 PF 分量的以上评定标准的数值, 分析这些数值可以看出, DLMD 分解的比值 E 都比 LMD 的比值 E 小很多, 能够在一定程度上抑制这些虚假干扰频率。

表 1 仿真信号 LMD、DLMD 虚假干扰频率抑制效果对比

分量	比值 E	
	LMD	DLMD
PF_1	0.426 8	0.202 1
PF_2	0.216 9	0.138 9
PF_3	0.180 6	0.116 8

仿真信号对比分析结果表明, LMD 分解会产生虚假频率, 这些频率的存在会影响结果的判断, 而 DLMD 方法能够在一定程度上抑制虚假干扰频率, 更好地进行特征频率的提取和分析。

3 试验研究

进一步通过轴承内圈故障实测信号验证运用 DLMD 方法进行旋转机械故障诊断的有效性。试验

平台包括功率为 1.49 kW 的电动机, 一个转矩传感器, 一个功率计和电子控制设备。被测试轴承为 6205-2RS SKF 深沟球轴承, 支承电动机轴, 使用电火花加工技术在轴承上布置了直径为 0.178 mm 的单点故障。试验中电动机的转速 n 为 1 730 r/min, 则转轴基频为 $f = n/60 = 28.83$ Hz, 采样频率为 $f_s = 12\ 000$ Hz。通过振动传感器采集得到滚动轴承内圈故障信号, 作为分解的原始信号 $x_0(t)$, 通过 DLMD 分解求出各 PF 分量的瞬时频率和瞬时幅值, 提取故障特征, 进行故障诊断。

轴承结构参数如表 2 所示, 则内圈故障频率为

$$f_i = 0.5Zf \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) = 156.01 \text{ Hz}$$

表 2 轴承结构参数

参数	钢球数 Z	钢球直径 d/mm	球组节圆直径 D/mm	接触角 $\alpha/(\circ)$
数值	9	7.9	39	0

轴承内圈故障信号的时域波形如图 8 所示。

图 8 内圈故障时域波形图

对于故障信号首先采用局部均值分解进行处理, 得到 5 个 PF 分量和 1 个残余分量。画出其时频谱图如图 9 所示, 从图 9 中能够看出频率主要集中在 100~200 Hz、300~400 Hz 和 950~1 050 Hz 这些频段范围, 这些频段内包含内圈故障频率 f_i (156.01 Hz) 和它的 2 倍频 (312.02 Hz), 以及转轴基频 f 的 35 倍频 (1 009.05 Hz) 这些频率值, 但是时频谱图的各个频段范围比较宽, 无法判断具体频率值, 所以进一步求各 PF 分量对应包络频谱图。同样, 取幅值相对较大的 PF_1 和 PF_2 分量作为研究对象, 其包络频谱图分别如图 10、11 所示。

从其包络谱可以看出, 在 57.1 Hz、155.3 Hz、310.5 Hz 和 774.9 Hz 出现了峰值, 这和计算得到的转轴基频的 2 倍频 (57.66 Hz)、内圈故障的频率 (156.01 Hz) 及其 2 倍频 (312.02 Hz) 和 5 倍频 (780.05 Hz) 的值接近, 这几个频率值的最大误差为 0.73%, 都在误差允许范围内。同时也可以看出, 图 10 中存在着相当多的虚假干扰频率, 并且这些频率的幅值比较大, 图 11 中的干扰频率比图 10 幅值和数量有所减少, 但也存在着相当一部分数量的干扰频率。这些干扰频率的存在将影响故障诊断分析的准确性。

图 9 LMD 分解时频谱图

图 10 LMD 分解 PF_1 包络频谱图

图 11 LMD 分解 PF_2 包络频谱图

通过微分的局部均值分解进行分解后, 同样也得到 5 个 PF 分量和一个残余分量, 其时频谱图如图 12 所示, 从图 12 中可以明显看出, 频段范围明显变窄, 通过时频谱图基本上已可以分析出频率大小, 为了更精确显示分解结果, 再分析其 PF_1 和 PF_2 分量的包络频谱图如图 13、14 所示。

图 12 DLMD 分解时频谱图

图 13 DLMD 分解 PF_1 包络频谱图 图 14 DLMD 分解 PF_2 包络频谱图

图 13、图 14 与图 10、图 11 相比, 不仅转轴基频的 2 倍频(57.66 Hz)、内圈故障的频率(156.01 Hz)及其 2 倍频(312.02 Hz)附近出现峰值, 而且呈现的频率峰值很分明, 几乎没有虚假干扰频率, 其中只有几个幅值相当小的干扰频率, 但不影响故障诊断结果, 从而可以明确的判断轴承内圈产生故障。

表 3 实测信号 LMD、DLMD 虚假干扰频率抑制效果对比

分量	比值 E	
	LMD	DLMD
PF_1	0.195 3	0.075 2
PF_2	0.099 6	0.047 5
PF_3	0.047 7	0.024 5
PF_4	0.073 4	0.006 7
PF_5	0.097 6	0.001 3

表 3 给出了实测信号分别经过 LMD 和 DLMD 两种方法分解所得 PF 分量的评定标准的数值。从表 3 的数据可以看出, 采用 DLMD 方法的比值 E 都远小于 LMD 的数值, 表明 DLMD 能够在一定程度上抑制虚假干扰频率, 更好地进行故障诊断。

4 结论

(1) 针对传统局部均值分解方法存在虚假干扰频率, 影响故障诊断准确性问题, 提出一种基于微分局部均值分解的旋转机械故障诊断方法, 该方法在局部均值分解过程中引入微分和积分运算环节, 抑制虚假干扰频率成分, 实现故障特征有效提取, 从而达到旋转机械故障诊断目的。

(2) 为了评价分解效果, 提出一种基于虚假干扰频率抑制效果的分解结果评价指标, 数值仿真结果表明, 和传统的局部均值分解方法相比, 本文方

法能够有效抑制虚假干扰频率成分。

(3) 轴承故障诊断实例结果表明, 基于微分局部均值分解的旋转机械故障诊断方法能有效地应用于轴承故障诊断中。

参 考 文 献

- [1] 何正嘉, 陈进, 王太勇, 等. 机械故障诊断理论及应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2010.
HE Zhengjia, CHEN Jin, WANG Taiyong, et al. Theory and application of mechanical fault diagnosis [M]. Beijing: Higher Education Press, 2010.
- [2] 褚福磊, 彭志科, 冯志鹏, 等. 机械故障诊断中的现代信号处理方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2009.
CHU Fulei, PENG Zhike, FENG Zhipeng, et al. Modern signal processing methods in the diagnosis of mechanical failure [M]. Beijing: Science Press, 2009.
- [3] 曹冲锋, 杨世锡, 杨将新. 基于白噪声统计特性的振动模式提取方法 [J]. 机械工程学报, 2010, 46(3): 65-70.
CAO Chongfeng, YANG Shixi, YANG Jiangxin. Vibration mode extraction method based on the characteristics of white noise [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(3): 65-70.
- [4] 秦毅, 秦树人, 毛永芳. 小波变换中经验模态分解的基波检测及其在机械系统中的应用 [J]. 机械工程学报, 2008, 44(3): 135-142.
QIN Yi, QIN Shuren, MAO Yongfang. Fundamental wave detection based on wavelet transform and empirical mode decomposition with application in mechanical system [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(3): 135-142.
- [5] 李宏坤, 赵长生, 周帅, 等. 基于小波包-坐标变换的滚动轴承故障特征增强方法 [J]. 机械工程学报, 2011, 47(19): 74-80.
LI Hongkun, ZHAO Changsheng, ZHOU Shuai, et al. Fault feature enhancement method for rolling bearing based on wavelet packet-coordinate transformation [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(19): 74-80.
- [6] ZHONG Youming, QIN Shuren, TANG Baoping. Fault Feature enhancement method for rolling bearing based on wavelet packet-coordinate transformation [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2004, 17(3): 399-404.
- [7] 李宏坤, 练晓婷, 周帅. 小波尺度谱同步平均在弱信息识别中的应用 [J]. 机械工程学报, 2013, 49(5): 32-38.
LI Hongkun, LIAN Xiaoting, ZHOU Shuai. Application on weak information classification by using wavelet scalogram synchronous averaging [J]. Journal of

- Mechanical Engineering, 2013, 49(5): 32-38.
- [8] 孟宗, 顾海燕, 李姗姗. 基于神经网络集成的 B 样条经验模态分解端点效应抑制方法[J]. 机械工程学报, 2013, 49(9): 106-112.
- MENG Zong, GU Haiyan, LI Shanshan. Restraining method for end effect of B-spline empirical mode decomposition based on neural network ensemble [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(9): 106-112.
- [9] 程军圣, 于德介, 杨宇. 基于 EMD 和分形维数的转子系统故障诊断[J]. 中国机械工程, 2005, 14(24): 85-88.
- CHENG Junsheng, YU Dejie, YANG Yu. Fault diagnosis for rotor system based on EMD and fractal dimension [J]. China Mechanical Engineering, 2005, 14(24): 85-88.
- [10] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG Perception data[J]. Journal of Royal society Interface, 2005, 2(5): 443-454.
- [11] 程军圣, 杨宇, 于德介, 等. 一种新的时频分析方法——局部均值分解方法[J]. 振动与冲击, 2008, 27(8): 129-131.
- CHENG Junsheng, YANG Yu, YU Dejie, et al. A new kind of time-frequency analysis method - local mean decomposition method [J]. Journal of Vibration and Shock, 2008, 27(8): 129-131.
- [12] 刘卫兵, 李志农, 蒋静. 基于局域均值分解的滚动轴承故障诊断方法[J]. 轴承, 2009(9): 48-52.
- LIU Weibing, LI Zhinong, JIANG Jing. Fault diagnosis method of rolling bearing based on local mean decomposition[J]. Bearing, 2009(9): 48-52.
- [13] 任达千. 基于局域均值分解的旋转机械故障特征提取方法及系统研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2008.
- REN Daqian. Rotating machinery fault Feature extraction method and system research based on the local mean decomposition[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008.
- [14] 程军圣, 杨宇, 于德介. 局部均值分解方法及其在齿轮故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2009, 22(1): 76-83.
- CHENG Junsheng, YANG Yu, YU Dejie. The local mean decomposition method and its application in gear fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2009, 22(1): 76-83.

作者简介: 孟宗(通信作者), 男, 1977 年出生, 博士, 副教授, 硕士研究生导师。主要研究方向为信号分析与处理、旋转机械故障诊断。

E-mail: mzyasu@ysu.edu.cn

王亚超, 女, 1988 年出生。主要研究方向为信号分析与处理、旋转机械故障诊断。

E-mail: yachaowang0912@126.com